

基于改进 GICP 点云配准的机器人有序抓取纠偏方法^{*}石 玮¹ 任文博¹ 张 焱¹ 姜 石² 徐常中²

(1. 中国机械总院集团哈尔滨焊接研究所有限公司 哈尔滨 150028; 2. 天地上海采掘装备科技有限公司 上海 201400)

摘 要: 针对机器人在有序抓取过程中,由于料盘机械加工误差、放置定位误差和机器人绝对定位精度偏差而引起的抓取点位出现偏差的问题,提出了一种基于随机样本一致算法(RANSAC)改进广义迭代最近点(GICP)点云配准算法的四点透视纠偏方法。首先通过点云处理技术提取定位孔轮廓和初始圆心坐标,并利用改进的 GICP 点云配准算法提取准确圆心坐标;其次,利用透视变换矩阵在料盘上每个抓取点进行纠偏;最后,控制机器人根据纠正后的点位进行抓取。实验结果显示:在点云配准方面,提取圆心的偏差最大值区间从 $[1.5\text{ mm}, 2.8\text{ mm}]$ 下降至 $[1.2\text{ mm}, 1.6\text{ mm}]$;在点位纠偏方面,四点透视纠偏将不同抓取点位 XY 方向上的最大偏差从 3.1 mm 降至 1.1 mm。并且在满载料盘上工件抓取实验中,XY 方向上最大偏差为 1.0 mm。综上所述,本文提出的方法可以有效纠正工件抓取点位,提高抓取成功率和可靠性,满足实际生产需求。

关键词: 工业机器人;机器视觉;点云配准;透视纠偏

中图分类号: TP391.7;TN-9;TP241.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.5030

Robot based on improved GICP point cloud registration ordered grasping correction method

Shi Wei¹ Ren Wenbo¹ Zhang Yan¹ Jiang Shi² Xu Changzhong²

(1. Harbin Welding Institute Limited Company, Harbin 150028, China;

2. Tiandi Shanghai Mining Equipment Technology Co., Ltd., Shanghai 201400, China)

Abstract: A four-point perspective correction method based on random sample consensus (RANSAC) improved generalized iterative closest point (GICP) point cloud registration algorithm is proposed to solve the problem of the deviation of the grasping points caused by the machining error of the tray, the positioning error and the absolute positioning accuracy deviation of the robot during the orderly grasping process. Firstly, the positioning hole contour and the initial center coordinates are extracted by point cloud processing technology, and the accurate center coordinates are extracted by the improved GICP point cloud registration algorithm. Secondly, the perspective transformation matrix is used to correct the deviation of each grasping point on the tray. Finally, the robot is controlled to grasp according to the corrected point. The experimental results show that in the point cloud registration, the maximum deviation range of the extracted center of the circle decreases from $[1.5\text{ mm}, 2.8\text{ mm}]$ to $[1.2\text{ mm}, 1.6\text{ mm}]$; in the point correction, the four-point perspective correction reduces the maximum deviation in the XY direction of different grasping points from 3.1 mm to 1.1 mm. And in the workpiece grasping experiment on a fully loaded tray, the maximum deviation in the XY direction is 1.0 mm. In summary, the method proposed in this paper can effectively correct the workpiece grasping point, improve the success rate and reliability of grasping, and meet the actual production needs.

Keywords: industrial robot; machine vision; point cloud registration; perspective correction

0 引 言

在智能制造与工业自动化快速发展的当下,面向实际工程的机器人技术被应用在装配、包装、分拣等领域^[1],尤

其在工业领域中工件有序抓取重复性运动较多的场景,工业机器人被广泛应用^[2]。目前,大部分有序抓取机器人是示教再现机器人,这种机器人只能简单重复示教的轨迹和动作,但由于加工误差和装配误差等因素造成工件位置与

示教位置发生偏差的情况^[3],在实际工程应用中极易导致抓取失败、碰撞损坏等问题。因此,在复杂的工业环境中,工业机器人常常需要结合机器视觉技术来提高机器人有序抓取的灵活性和准确性^[4-7]。

目前,基于视觉技术进行抓取点位姿计算和纠正的方式可以分为基于感知的方法和基于学习的方法两大类^[8]。在基于感知的方法中,主要是通过提取分割后的点云或图片数据中的二维或三维特征,基于启发式进行抓取规划。其中,Kundu 等^[9]首先通过改进区域生长算法获取物体轮廓信息,然后将 6D 位姿检测简化为 1D 线性搜索,并利用主成分分析(principal components analysis,PCA)法,实现杂乱环境中物体抓取位姿计算。类似地,Jiang 等^[10]提出通过形态学运算和轮廓匹配方式计算铆钉的轮廓特征,并通过 PCA 和奇异值分解(single value decomposition, SVD)计算轮廓主方向,最后通过掩码图像减法确定机器人抓取位姿。上述两种方法旨在解决复杂环境中识别物体抓取的可行性,而非提升抓取精度。陈鹏等^[11]提出了一种基于改进 Blob 分析的两点纠偏定位的两步法策略,该方法通过改进的 Blob 分析方法识别出定位点后利用平面仿射变换矩阵完成抓取点纠偏。该方法仅对待抓取位置进行纠偏,而无法实现区域内所有抓取点的纠偏。基于学习的方法可以分为单阶段方法和两阶段方法两类^[12-13],如葛俊彦等^[14]设计了一种基于三维目标检测的机器人抓取方法,该方法设计了一种卷积神经网络在 RGB 图像中识别物体,并回归出物体三维包围盒、物体中心点并提出一种计算机器人抓取物体最佳姿势的策略。Xiang 等^[15]提出了一种基于卷积神经网络的 6D 位姿估计网络 PoseCNN,首先通过定位在图像中物体的中心并预测其与相机的距离来估计物体的 3D 平移,然后通过回归到四元数表示来估计物体的 3D 旋转,最终实现 6D 姿势估计。相较于单阶段方法直接从输入图像中获取目标物体的抓取点位姿信息,两阶段方法通常是先初步检测物体朝向和位置,再使用优化方法提高位姿估计精度。如万琴等^[16]提出了一种面向弱纹理工业零件的 6D 位姿估计与机械臂抓取方法,该方法结合 YOLOV5 和 PVN3D-Tiny 提出了一种新的两阶段位姿估计算法(YOLO-PVN3D),首先通过 YOLOV5-GhostVC 目标检测算法检测出弱纹理物体感兴趣区域,再采用 PVN3D-Tiny 进一步计算出弱纹理物体的 6D 位姿信息。类似地,徐志超等^[17]提出了一种基于稳定轻量级网络的机器人抓取检测方法,首先,将 IN 加入到网络的卷积层和残差块中,解算单张图片中每个物体的抓取矩形,提升检测每个图像实例之间的稳定性;其次,融入多尺度特征融合(feature pyramid networks,FPN)的思想,增强最终尺度特征图上的语义信息和定位能力,从而使网络检测目标更加精准和稳定。基于学习的方法不论是基于单阶段还是双阶段的方法,其主要目标是解决场景下物体存在堆叠遮挡、无序散落情况下机器人抓取姿态的计算。

基于视觉技术进行工件抓取点位姿计算已经取得了显著的进展,但在面对工件具有颜色单一、抓取区域存在圆弧倒角和抓取表面特征缺乏的条件下,通过视觉技术计算高精度抓取点位姿任务仍面临巨大挑战。对此,本文以机器人视觉抓取系统进行料盘以及抓取点纠正的应用场景为背景,提出了一种基于随机样本一致算法(random sample consensus, RANSAC)的改进广义迭代最近点(generalized iterative closest point, GICP)配准算法,在本文的应用场景中具有更高的识别精度,在此基础上通过四点平面透视变换纠正料盘内所有抓取点坐标,提高机器人抓取的准确性。

1 理论分析

本文的工业机器人抓取系统用于抓取料盘上的工件搬运至待焊接位置。在通过示教法进行有序抓取的过程中,出现实际与理想工件抓取空间位置不一致的现象,造成夹具磨损甚至损坏和机器人触发报警的情况,进而导致设备停产。上述情况一方面是因为料盘中每个工件的抓取位置由于料盘的机械加工误差和自动引导车(automated guided vehicle, AGV)自动上料的定位误差而偏移理想位置;另一方面由于机器人零部件的制造安装误差、编码器测量误差以及使用过程中环境变化和零件磨损的影响,导致绝对定位精度出现偏差^[18-19],并且随着机器人抓取姿态的变换,机器人绝对精度也会发生变化。因此,需要在机器人坐标系下对料盘上每个工件的抓取位置进行偏差纠正,但考虑到本文应用场景下的工件由于外形尺寸存在铸造误差、表面平滑以及工件边缘及抓取圆孔处存在不同规格圆弧倒角的原因,导致特征提取、匹配精度较差,同时,工件由于锈渍、反光和环境光的影响,造成二维图像和三维点云一致性较差。因此,在规格为 1 360 mm×1 200 mm×170 mm 的长方体料盘 4 个直角处放置直径 24 mm、深度 5 mm 的圆形定位孔,通过 3D 相机采集圆孔点云数据,使用本文视觉纠偏方法对料盘整体的纠偏,进而实现每个抓取点的纠偏。本文的视觉纠偏方法分为两个阶段:第 1 阶段基于 RANSAC 改进的 GICP 点云配准算法,提高视觉定位的准确性和可靠性;第 2 阶段采用透视变换矩阵,纠正料盘中每个抓取点在机器人坐标系下的抓取位姿信息。最终实现机器人对料盘内任意工件抓取点位的精准抓取。

1.1 视觉纠偏模块设计

3D 相机和气动内撑夹具通过连接件固定在 KR_50_R2500 型 KUKA 工业机器人的第 6 轴法兰盘上,料盘由有机导轨车(rail guided vehicle, RGV)自动放置在机械臂下方的托盘上,料盘上共有 60 个抓取点位,其中 4 个直角处抓取点位放置圆形定位孔用于视觉纠偏。在设备运行前,通过机器人示教器手动示教料盘一个工件抓取点和 4 个视觉拍照纠偏点并存储到本地;在设备运行时,机器人接收到 PLC 的纠偏信号后,移动到料盘上方指定的第 1 个拍照纠

偏位置,并通过以太网给视觉模块发送拍照触发信号,视觉模块在获取点云数据后通过工控机进行计算处理并得到第 1 个定位孔在机器人坐标系下的空间圆心坐标,以此类推,直至得到第 4 个定位孔在机器人坐标系下的圆心空间坐标,并基于 4 个圆心坐标计算当前料盘在机器人基坐标系下的纠偏矩阵。然后将示教的工件抓取点通过矩阵偏移的方式获取料盘内全部工件的抓取点,并在机器人抓取工件过程中纠正抓取点位姿,系统组成和大致工作原理如图 1 所示。



图 1 机器人抓取系统组成

Fig. 1 Composition of robot grasping system

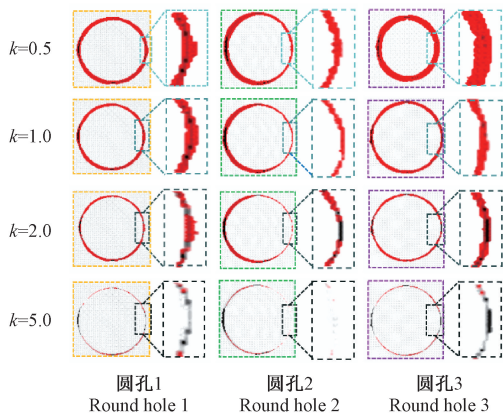
1.2 方法设计

1) 基于 RANSAC 改进的 GICP 点云配准算法

通过视觉纠偏模块,可以获得当前料盘 4 个定位孔圆心在机器人坐标系下的空间坐标数据,其中定位孔圆心空间坐标 XY 的准确性是实现料盘上抓取点精准纠偏的前提。针对由于环境光干扰和定位孔磨损导致点云数据存在缺失和噪声干扰的情况,为满足准确提取定位孔圆心坐标的需求,本文提出基于 RANSAC 改进的 GICP 点云配准算法,分为点云预处理和点云配准两个阶段。

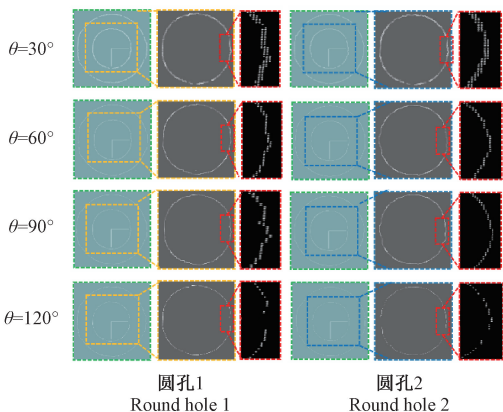
(1) 点云预处理。由于原始点云冗余数据量庞大,且存在噪声和离群点,如若直接进行点云配准,可能会引起配准陷入局部最优、配准错误和配准收敛缓慢等情况^[20-21]。因此,需要通过点云预处理解决上述问题,经过理论分析及工程实践证明,点云预处理具体方法如下:首先,通过法向量估计算法估计点云法向量,获取点云表面的方向信息;其次,基于统计分析方法进行点云滤波,降低噪声对点云配准的干扰,当设置标准偏差 k 为 2.0 时,不同状态下的有效点云得到了保留,并且有效去除噪声干扰,效果如图 2 所示;再次,采用欧几里得点云聚类算法^[22]进行点云中离散数据分组,提升点云对应关系的准确性;与此同时,通过角度比较法提取点云边缘信息,保留特征的同时去除冗余数据,当设置角度阈值 $\theta \in [60^\circ, 90^\circ]$ 时,可以最大限度的提取不同状态下圆孔的有效边缘轮廓点云数据,记作数据 P ,效果如图 2(b) 所示,从左至右依次为整体轮廓、圆孔轮廓和局部方法图;最后,使用点云库 (point cloud library, PCL)

制作的标准件圆孔边缘轮廓点云模板,并通过四点一致集 (four-points congruent sets, 4PCS) 算法进行点云粗配准,计算合理的初始位姿,以实现缩小后续配准搜索空间、引导后续配准全局最优解收敛。通过上述步骤,可有效解决上述使用原始点云进行配准而产生的问题。



(a) 不同标准偏差下点云去噪效果

(a) Noise removal effect of point cloud under different standard deviations



(b) 不同角度阈值下点云轮廓提取效果

(b) Extraction effect of point cloud contour under different angle thresholds

图 2 不同滤波参数对点云去噪和轮廓提取效果的影响

Fig. 2 The effect of different filtering parameters on point cloud denoising and contour extraction

(2) 点云配准。在实际工程应用过程中,受点云数据缺失和噪声干扰情况的影响,仅使用 GICP 配准算法,会导致提取的定位孔圆心坐标在机器人坐标系下的 X、Y 方向上出现偏差。因此,在 GICP 算法的基础上,通过 RANSAC 算法对配准得到的圆心数据进行纠偏处理,具体流程如下:步骤 1) 应用标准点云模板和粗定位提供的初始位姿作为输入参数,使用 GICP 算法进行配准,计算得到配准圆心 $c_{GICP}(x_g, y_g, z_g)$,考虑到点云不存在离散型、稀疏性和不均匀性等明显的分布特性的情况,因此采用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 计算配准得分 S_{GICP} ,其表达式如式(1)所示;步骤 2) 从预处理中获取的圆孔边缘轮廓点云数据 P 中选取 m 个子集 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$,要求每个子集 $p_i = \{p_i^1, p_i^2, p_i^3\}$, $i \leq m$ 内包含 3 个点,且 3 个点两

两之间空间距离 P 中最远两点距离的 $1/2$; 步骤 3) 通过 SVD 计算最小特征值对应的特征向量 $(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D})^T$, 即为点云拟合空间平面方程 $\mathbf{A} \times x + \mathbf{B} \times y + \mathbf{C} \times z + \mathbf{D} = 0$ 的参数, 并将子集 p_i 内的点投影到空间平面上; 步骤 4) 基于投影点在平面内建立局部坐标系, 并将投影点转换至局部坐标系下, 通过最小二乘法拟合平面内的圆心和半径, 并将其转换回三维空间的圆心坐标 $c_i(x_i^c, y_i^c, z_i^c)$; 步骤 5) 计算子集 p_i 内的点到圆心 c_i 的距离与半径的差值 $d_i = \{d_i^1, d_i^2, d_i^3\}$, d_i^j 的表达式如式(2)所示, $j = 1, 2, 3$, 如果 d_i^j 在给定误差 e 以内, 则标记为内点; 步骤 6) 遍历 m 个子集 p_i , 重复步骤 3)~5), 得到子集 $\{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 拟合的圆心 $\{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 和全部内点 E , 并通过概率加权平均的方式分别计算圆心 $\{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 在 x, y, z 上的期望 x_μ, y_μ, z_μ , 并将其组合成为子集拟合圆心坐标 $c_\mu(x_\mu, y_\mu, z_\mu)$; 步骤 7) 使用内点创建新的子集 s_e , 重复步骤 3~5, 得到空间圆的圆心 $c_e(x_e, y_e, z_e)$; 步骤 8) 将配准圆心 $c_{\text{GICP}}(x_g, y_g, z_g)$ 、子集拟合圆心 $c_\mu(x_\mu, y_\mu, z_\mu)$ 和内点拟合圆心 $c_e(x_e, y_e, z_e)$, 通过加权求和的方式计算最终机器人坐标系下定位孔圆心坐标 $c_p(x_p, y_p, z_p)$, 加权求和的表达式如式(3)所示。

$$S_{\text{GICP}} = 1 - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|p_i - q_i\|^2} \quad (1)$$

$$d_i^j = \left| \sqrt{(p_i^j - c_i)^2} - \|((p_i^j - c_i) \cdot (\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}))\|^2 - r_i \right| \quad (2)$$

$$c_p = S_{\text{GICP}} \times c_{\text{GICP}} + (1 - S_{\text{GICP}}) \times (c_\mu + c_e) \quad (3)$$

式中: p_i 是配准后的源点云中的点; q_i 是目标点云中与 p_i 最近的对应点; n 是参与计算的点对数量; $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离。

2) 四点透视纠偏方法

为保障工件后续焊接角度的准确性和焊缝间隙的一致性, 通过工装托盘和气缸夹具装置, 使得料盘在机器人坐标系下的欧拉角 R_x, R_y 具有一致性, 进而保证了料盘及 4 个定位孔在机器人坐标系下的水平性。机器人在获取 4 组定位孔点云数据后, 通过点云预处理和点云配准完成 4 个定位孔圆心坐标的提取。通过工程实践发现, 在机器人坐标系下的 4 个定位孔圆心坐标, 在 XOY 平面投影所构成的四边形的理论值和实际值相比较, 不具有旋转、缩放等线性变换特性和平移特性, 因此, 通过二维透视矩阵 $\mathbf{M}_{3 \times 3}$ 进行抓取点位的 X, Y 数值进行纠偏, $\mathbf{M}_{3 \times 3}$ 的表达式如式(4)所示。在机器人坐标系下 4 个定位孔空间圆心的理论坐标为 $C_l = \{c_l^1, c_l^2, c_l^3, c_l^4\}$, 计算获取的实际坐标为 $C_p = \{c_p^1, c_p^2, c_p^3, c_p^4\}$, 二者构成 4 组点对信息, 通过式(5)计算矩阵 $\mathbf{M}_{3 \times 3}$ 的参数信息。根据已知参数的矩阵 $\mathbf{M}_{3 \times 3}$ 、理论抓取位置 $G_l(x_l, y_l, z_l)$ 和式(6), 可以计算和纠正后的抓取位置 $G_p(x_p, y_p, z_p)$ 。

$$\mathbf{M}_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} m_{00} & m_{01} & m_{02} \\ m_{10} & m_{11} & m_{12} \\ m_{20} & m_{21} & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\begin{cases} x_{c_p}^i = \frac{m_{00} \times x_{c_l}^i + m_{01} \times y_{c_l}^i + m_{02}}{m_{20} \times x_{c_l}^i + m_{21} \times y_{c_l}^i + 1} \\ y_{c_p}^i = \frac{m_{10} \times x_{c_l}^i + m_{11} \times y_{c_l}^i + m_{12}}{m_{20} \times x_{c_l}^i + m_{21} \times y_{c_l}^i + 1} \end{cases}, 1 \leq i \leq 4 \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{00} & m_{01} & m_{02} \\ m_{10} & m_{11} & m_{12} \\ m_{20} & m_{21} & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_l \\ y_l \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

2 实验验证

2.1 实验平台

为保障本文提出的视觉纠偏方法在工程应用上的准确性、稳定性和鲁棒性, 搭建了机器人工件抓取工作站如图 3 所示, 搭载 3D 视觉系统采集并处理料盘定位孔点云数据, 其中, 在数据采集方面, 选用梅卡曼德 NANO 型号 3D 相机, 采用固定曝光次数和时间的方式采集点云数据; 在数据处理方面, 通过 Python 编程语言和 Open3D、PCL 库进行算法的编写; 在数据通信方面, 使用 TCP/IP 协议进行结果数据的传输。本文算法在研华工控机上运行, 处理器为 Inter(R) Core(TM) i7-13700F@2.10 GHz。

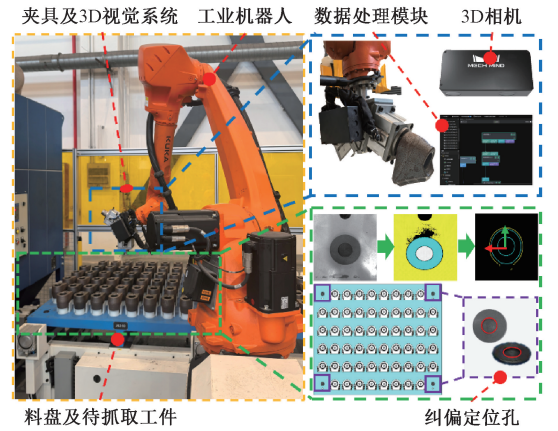


图 3 基于视觉技术的机器人抓取工作站

Fig. 3 Robot grabbing workstation based on vision technology

在测试验证阶段, 在 36 个料盘上随机安装标准、磨损和磕碰状态的 144 个定位孔。在同一个工作站进行下述测试: 1) 基于 RANSAC 改进的 GICP 点云配准算法进行定位孔圆心提取并测试精度; 2) 通过四点透视纠偏方法进行抓取点纠偏并测试纠偏数值; 3) 通过本文方法纠偏后对料盘全部抓取点进行抓取精度测试, 并将其分别记录为数据集 A、B、C。其中, 数据集 A 的具体内容为使用传统 GICP 配准算法和本文改进配准算法, 分别在 8:00—11:00、13:00—16:00 以及 18:00—21:00 这 3 个日常工作时段内, 测试并记录定位孔圆心与实际圆心在机器人坐标下 $\pm X$ 和 $\pm Y$ 4 个方向上的偏差值, 每个方向上随机选取 114 条数据, 共计 576 条; 数据集 B 的具体内容为在使用本文改进算法完

成圆心坐标提取的条件下,选取每个料盘的中心、左上、左下、右下和右上 5 个抓取点,在不使用纠偏方法和使用本文纠偏方法的情况下,测试并记录每个抓取点与实际抓取点在机器人坐标下 X 、 Y 方向上的偏差值,共计 540 条;数据集 C 的具体内容为在 36 个料盘中随机选取 1 个料盘,在使用本文纠偏方法的情况下,测试并记录在机器人坐标系下纠偏后的 56 个实际抓取点与实际工件抓取中心在 X 、 Y 方向上的偏差值。上述数据集中,未经纠偏的每个抓取点是通过手动示教中心抓取点后,以矩阵偏移的方式获取,偏差值的获取是采用尖点触碰和游标卡尺测量的方式,考虑到手动测量误差,当偏差值在区间 $[-0.5\text{ mm}, 0.5\text{ mm}]$,将其记为 0.0 mm 。

2.2 点云配准算法实验结果

表 1 为点云配准算法的精准度实验结果。通过实验结果对比发现,基于 RANSAC 改进的 GICP 点云配准算法在数据集 A 中的不同时段下不同方向的偏差均值和偏差方差指标均优于传统 GICP 点云配准算法。在 13:00—16:00 时间段,两种方法均出现均值和方差的最大值,这是因为日光强度过大造成采集的点云数据出现缺失和噪点增多的情况,进而影响点云预处理的准确性,最后导致圆心提取的精度和稳定性下降,如图 4 所示。图 5(a)为在数据集 A 中使用传统算法提取的圆心坐标和人工示教的真实圆心坐标在机器人坐标系下的偏差区间百分比堆积图与偏差极大值点线图,从图 5 可以看出,传统 GICP 算法每组偏差区间的 $40\%\sim 49\%$ 分布在 $0.0\sim 0.5\text{ mm}$ 内, $27\%\sim 42\%$ 分布在 $0.5\sim 1.0\text{ mm}$ 内, $12\%\sim 19\%$ 分布在 $1.0\sim 1.5\text{ mm}$ 内,

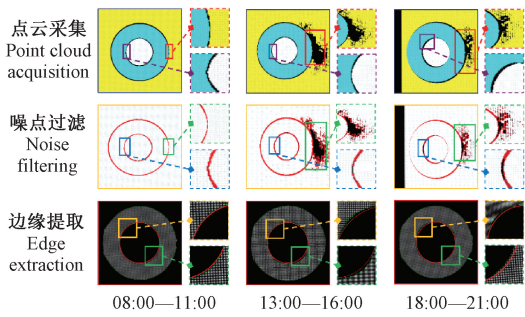
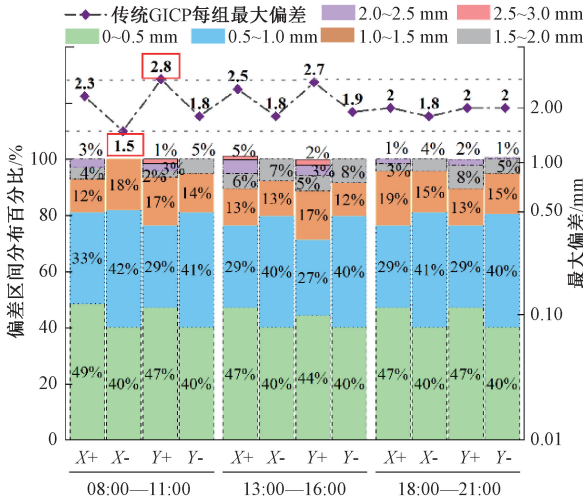


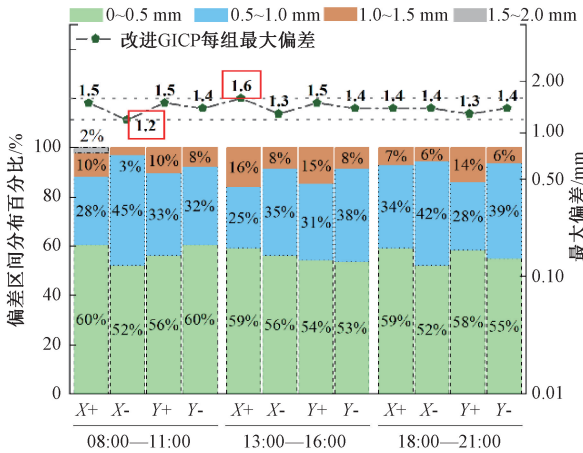
图 4 不同时段下点云预处理效果

Fig. 4 Point cloud pretreatment effect at different time periods



(a) 传统算法圆心提取偏差堆积图与点线图

(a) Traditional algorithm to extract deviation packing diagram and dot-line diagram



(b) 本文方法圆心提取偏差堆积图与点线图

(b) The method in this paper to extract deviation packing diagram and dot-line diagram

图 5 点云配准前后偏差堆积图与点线图

Fig. 5 Deviation stacking diagram and dot-line diagram before and after point cloud registration

剩余分布在 $1.5\sim 3.0\text{ mm}$ 内,偏差最大值在 $[1.5\text{ mm}, 2.8\text{ mm}]$ 内。而相比于传统算法,改进后的算法实验结果

表 1 点云配准算法改进前后精准度指标对比					
Table 1 Comparison of accuracy indicators before and after improvement of point cloud registration algorithm					
时段	方向/ 指标	传统 GICP 点云 配准算法		基于 RANSAC 改进的 GICP 点云配准算法	
		数据 均值	数据 方差	数据 均值	数据 方差
8:00—11:00	X+	0.519	0.344	0.334	0.201
	X-	0.562	0.249	0.369	0.159
	Y+	0.563	0.409	0.356	0.187
	Y-	0.585	0.288	0.321	0.177
13:00—16:00	X+	0.585	0.442	0.367	0.230
	X-	0.599	0.312	0.367	0.196
	Y+	0.639	0.483	0.400	0.221
	Y-	0.611	0.336	0.511	0.242
18:00—21:00	X+	0.526	0.304	0.329	0.169
	X-	0.579	0.280	0.373	0.170
	Y+	0.562	0.347	0.358	0.203
	Y-	0.596	0.313	0.365	0.181

如图 5(b)所示,其中,在 0.0~0.5 mm 精度内的占比为 52%~60%,在 0.5~1.0 mm 精度内的占比为 28%~45%,在 1.0~1.5 mm 精度内的占比仅为 6%~14%,并且在 1.5~2.0 mm 精度内的占比只有 0%~2%。另一方面,在每组的偏差最大值的指标中,改进后算法的偏差最大值在 [1.2 mm, 1.6 mm] 内。因此,在不同时段内基于 RANSAC 改进的 GICP 点云配准算法所提取的圆心数值,在不同方向上的精度均优于传统 GICP 算法。

2.3 四点透视纠偏实验结果

表 2 为在不使用纠偏和使用四点透视纠偏方法的情况下,在机器人坐标下的 XY 方向上每个抓取点抓取精准性的实验结果,通过对比发现,使用四点透视纠偏的偏差均值和偏差方差指标均优于不使用纠偏的方式,也就意味着,使用四点透视纠偏使得整体偏差数据的数值更小、离散度更低,偏差数值分布也更加均匀。同时,在不使用纠偏和使用本文纠偏方法的情况下,XY 方向上的每个抓取点最大偏差值,如图 6 所示。通过对比发现四点透视纠偏可以对抓取点坐标进行有效纠正,对于每组的最大偏差数据,四点透

表 2 纠偏前后精准性指标对比

Table 2 Comparison of accuracy indicators before and after correction

抓取点	无纠偏 方法偏差 均值	四点透视 纠偏方法 偏差均值	无纠偏 方法偏差 均值	四点透视 纠偏方法 偏差方差
中间点	0.602	0.255	0.406	0.199
左上点	0.774	0.259	0.471	0.202
左下点	0.804	0.298	0.478	0.212
右上点	0.849	0.303	0.520	0.215
右下点	0.968	0.308	0.567	0.217

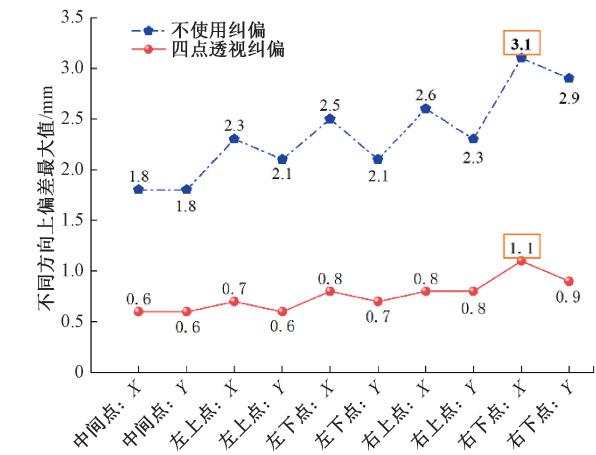


图 6 纠偏前后不同点位最大偏差点线图

Fig. 6 Point-line diagram of maximum deviation of different points before and after correction

视纠偏最大可纠正 2 mm 偏差,纠正后,最大偏差为 1.1 mm,满足气动内撑夹具的抓取精度要求(XY 方向偏差 ≤ 1.5 mm)。并且从表 2 和图 6 中可以看出,在右上点和右下点具有较大偏差值,这是由于受机器人姿态的影响,导致机器人的绝对精度和重复精度有所下降。

通过本文方法对满载料盘上的工件进行纠偏后按序抓取,实际与理想抓取位置在机器人坐标下 X 方向上的偏差数值如图 7(a)所示,Y 方向上的偏差数值如图 7(b)所示。可以看出在 XY 方向上最大偏差仅为 1.0 mm,料盘上全部工件均满足气动内撑夹具抓取精度 ≤ 1.5 mm 的要求。因此,本文方法可以有效降低由于机械加工误差、定位误差、机器人绝对定位精度偏差而导致的抓取点位出现偏差的情况。

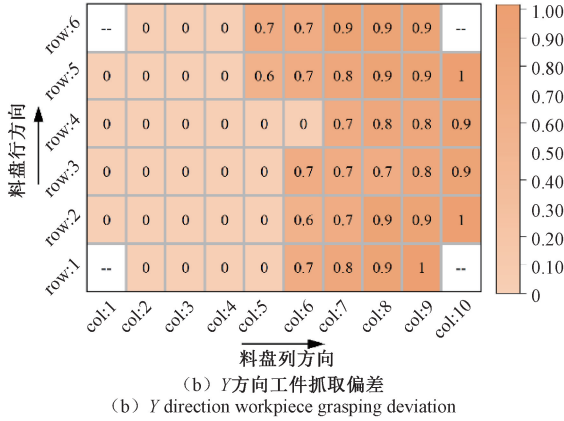
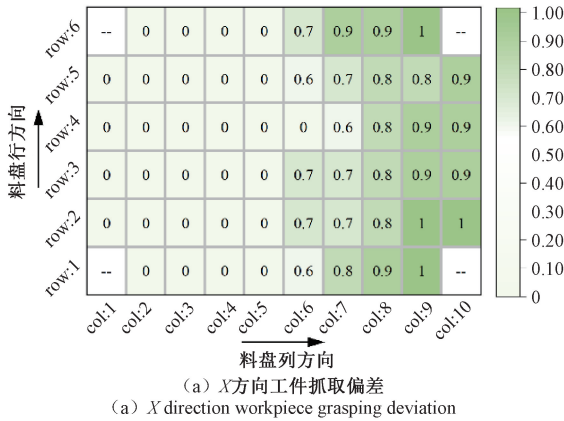


图 7 XY 方向上工件抓取偏差热力图

Fig. 7 Workpiece grasping deviation heat map in X,Y direction

3 结 论

本文的机器人视觉抓取系统通过基于 RANSAC 改进的 GICP 配准算法和四点平面透视纠偏方法完成料盘整体纠偏,进而实现料盘上所有工件的准确抓取。基于 RANSAC 改进的 GICP 配准算法相比于传统 GICP 配准算法在定位孔圆心提取上具有更高的准确性和更优的环境适应性,其中圆心偏差最大值区间从 [1.5 mm, 2.8 mm] 下降

至[1.2 mm, 1.6 mm]。四点透视纠偏可有效纠正 XY 方向偏差, 纠正后, 最大偏差从 3.1 mm 降至 1.1 mm。解决了由于料盘外形尺寸的机械加工误差、料盘上料的定位放置误差、机器人末端在不同位姿下的绝对精度误差等原因而出现实际与理想抓取点位出现偏差的实际工程问题, 降低了由于夹具损坏和机器人报警而导致设备停产的可能。本文实验中误差测量均采用卡尺手动测量, 测量数值准确性有待进一步提升, 在今后的研究中, 预采用三维透视纠偏方法, 在 XYZ 这 3 个方向上进行纠偏后抓取, 提高机器人视觉抓取系统的环境适应性和鲁棒性。

参考文献

- [1] 张磊, 徐孝彬, 曹晨飞, 等. 基于动态特征剔除的图像与点云融合的机器人位姿估计方法[J]. 中国激光, 2022, 49(6): 58-69.
ZHANG L, XU X B, CAO CH F, et al. Robot pose estimation method based on image and point cloud fusion with dynamic feature elimination[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(6): 58-69.
- [2] 孙先涛, 程伟, 陈文杰, 等. 基于深度学习的视觉检测及抓取方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(10): 2635-2644.
SUN X T, CHENG W, CHEN W J, et al. A visual detection and grasping method based on deep learning[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(10): 2635-2644.
- [3] 王志江, 薛坤喜, 吴定勇, 等. 基于视觉传感的机器人焊缝纠偏控制系统[J]. 机械工程学报, 2019, 55(17): 48-55.
WANG ZH J, XUE K X, WU D Y, et al. Robotic weld seam correction control system based on visual sensing[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(17): 48-55.
- [4] PAGANO S, RUSSO R, SAVINO S. A vision guided robotic system for flexible gluing process in the footwear industry[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 65: 101965.
- [5] 刘晓非, 薛瑞雷, 钟华刚, 等. 改进 YOLOv8n 的托盘目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(20): 133-143.
LIU X F, XUE R L, ZHONG H G, et al. Improved YOLOv8n algorithm for pallet target detection[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(20): 133-143.
- [6] 张硕, 史玲玲, 王威威, 等. 基于 RANSAC 改进算法的连接器位姿检测[J]. 电子测量技术, 2025, 48(12): 137-145.
ZHANG SH, SHI L L, WANG W W, et al. Pose detection of connectors based on improved RANSAC algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(12): 137-145.
- [7] 段会龙, 武炎明, 刘金国. 改进型 A* 算法的可重构机器人路径规划研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(6): 44-50.
DUAN H L, WU Y M, LIU J G. Path planning of reconfigurable robot based on improved A* algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(6): 44-50.
- [8] 刘亚欣, 王斯瑶, 姚玉峰, 等. 机器人抓取检测技术的研究现状[J]. 控制与决策, 2020, 35(12): 2817-2828.
LIU Y X, WANG S Y, YAO Y F, et al. Recent researches on robot autonomous grasp technology[J]. Control and Decision, 2020, 35(12): 2817-2828.
- [9] KUNDU O, KUMAR S. A novel geometry-based algorithm for robust grasping in extreme clutter environment [C]//2019 28th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication, 2019: 1-8.
- [10] JIANG T, CHENG X SH, CUI H H, et al. Dual-camera-based method for identification and location of scattered self-plugging rivets for robot grasping[J]. Measurement, 2019, 134: 688-697.
- [11] 陈鹏, 陈彦秋, 彭俊, 等. 基于改进 Blob 分析的机器人批量搬运纠偏研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(8): 41-50.
CHEN P, CHEN Y Q, PENG J, et al. Research on correction of robot batch handling based on the improved Blob analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(8): 41-50.
- [12] 游达章, 杨智杰, 张业鹏. 基于改进 RRT-Connect 算法的机械臂运动规划[J]. 电子测量技术, 2023, 46(8): 112-119.
YOU D ZH, YANG ZH J, ZHANG Y P. Robotic arm motion planning based on improved RRT-Connect algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(8): 112-119.
- [13] LIU Y X, WANG S Y, YAO Y F, et al. Recent researches on robot autonomous grasp technology[J]. Control and Decision, 2020, 35(12): 2817-2828.
- [14] 葛俊彦, 史金龙, 周志强, 等. 基于三维检测网络的机器人抓取方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(8): 146-153.
GE J Y, SHI J L, ZHOU ZH Q, et al. A robotic grasping method based on three-dimensional detection network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 41(8): 146-153.
- [15] XIANG Y, SCHMIDT T, NARAYANAN V, et al. PoseCNN: A convolutional neural network for 6D

- object pose estimation in cluttered scenes[J]. ArXiv preprint arXiv:1711.00199,2018.
- [16] 万琴,宁顺兴,钟杭,等. 面向弱纹理工件的 6D 位姿估计与机械臂抓取方法[J]. 控制理论与应用,2025,42(7):1443-1452.
- WAN Q, NING SH X, ZHONG H, et al. 6D pose estimation and robotic arm grasping method for weakly textured workpiece[J]. Control Theory & Applications, 2025,42(7):1443-1452.
- [17] 徐志超,薛俊鹏,孙鹏飞,等. 基于稳定轻量级网络的机器人抓取检测方法[J]. 中国激光,2023,50(13):71-80.
- XU ZH CH, XUE J P, SUN P F, et al. Robot grasp detection method based on stable lightweight network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023,50(13):71-80.
- [18] 焦国太,冯永和,王锋,等. 多因素影响下的机器人综合位姿误差分析方法[J]. 应用基础与工程科学学报,2004(4):435-442.
- JIAO G T, FENG Y H, WANG F, et al. Synthetically analysis of the robot pose error resulting from various factors[J]. Journal of Basic Science And Engineering, 2004(4):435-442.
- [19] 史晓佳,张福民,曲兴华,等. KUKA 工业机器人位姿测量与在线误差补偿[J]. 机械工程学报,2017,53(8):1-7.
- SHI X J, ZHANG F M, QU X H, et al. Position and attitude measurement and online errors compensation for KUKA industrial robots[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(8): 1-7.
- [20] 刘利平,孙建,孙文悦. 改进 Zernike 矩的亚像素圆孔类零件测量方法[J]. 电子测量技术,2023,46(4):69-77.
- LIU L P, SUN J, SUN W Y. Measurement method of subpixel circular hole parts based on improved Zernike moment [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(4):69-77.
- [21] 罗其俊,相承志,张红颖. 基于骨架点云配准的泊位飞机快速位姿估计算法[J]. 电子测量与仪器学报,2025,39(1):156-164.
- LUO Q J, XIANG CH ZH, ZHANG H Y. Fast pose estimation algorithm for berth aircraft based on skeleton point cloud registration [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(1):156-164.
- [22] CAO Y, WANG Y CH, XUE Y F, et al. FEC: Fast euclidean clustering for point cloud segmentation[J]. Drones, 2022, 6(11): 325.

作者简介

石玮(通信作者),硕士,工程师,主要研究方向为机器视觉、焊接状态动态识别与数据特征提取技术。

E-mail:949927830@qq.com

任文博,硕士,高级工程师,主要研究方向为机器人与自动化。

E-mail:wenbor2022@163.com